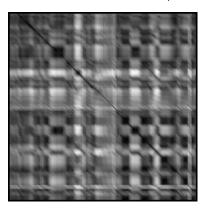
1. Stereo Matching

A. SSD를 통한 DSI 출력

두 이미지 픽셀들 간의 Dissimilarity를 구하는 방법으로 SSD를 선택했다. Patch의 크기는 9*9로 설정했다.

사용한 식은 다음과 같다.

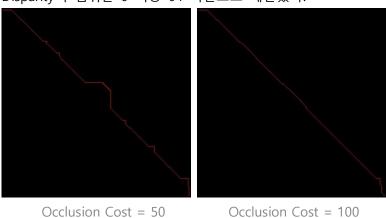
$$\sqrt{\sum_{i=0}^{8} \sum_{j=0}^{8} (pixel_a[i][j] - pixel_b[i][j])^2}$$



이미지는 해당 row의 최대 Dissimilarity 값과 최소 Dissimilarity 값을 구해 각 픽셀에서의 Dissimilarity 값을 0에서 255 사이로 정규화 하여 출력했다. 100번째 row의 DSI는 위와 같다.

B. Optimal Path 찾기

i. 각 row마다 SSD로 계산한 Dissimilarity의 합이 가장 작은 Optimal Path를 찾았다. 다이나믹 프로그래밍으로 각 노드까지의 Optimal Cost를 구하고 마지막 노드에서 Back Track하는 방법을 사용했다. Optimal Path를 찾을 때 고려하는 Disparity의 범위는 0 이상 64 미만으로 제한했다.



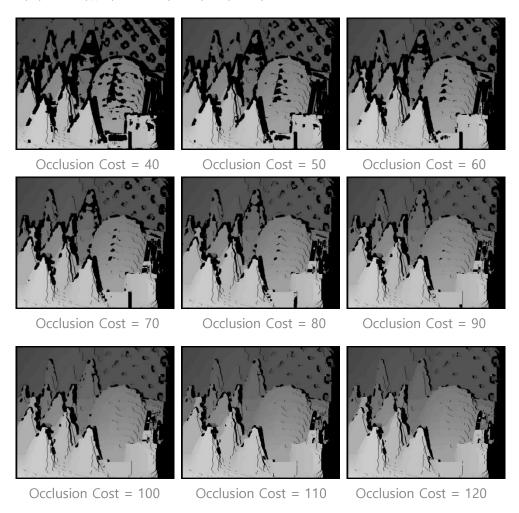
다이나믹 프로그래밍을 통해 구한 100번째 row의 Optimal Path는 위와 같았다. Occlusion Cost가 커질수록 Path가 직선 형태에 가깝게 나오는 것을 볼 수 있었다.

C. Depth 이미지 출력

Optimal path에서 두 이미지 간 픽셀 위치의 차로 Disparity를 구했다.

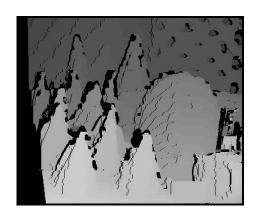
i. Disparity를 그대로 출력

이렇게 구한 Disparity 값(최소 0, 최대 64)을 0에서 255 사이로 정규화 하여 이미지로 출력했다. 그 결과는 다음과 같다.



ii. Left 이미지

Right 이미지 뿐만 아니라 Left 이미지를 기준으로 Disparity 값을 출력했다. 적용한 Occlusion Cost는 100이다.



iii. 1 / Disparity로 출력

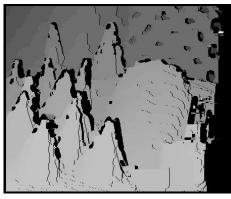
Depth와 Disparity는 역수 관계이다. Disparity 뿐만 아니라 Depth 값의 변화도를 이미지화 하여 보고 싶었다. 따라서 두 이미지의 픽셀 위치의 차로 구한 Disparity에 역수를 취한 후, 정규화를 진행했다. 그리고 이미지 상에서 렌즈에 가까운 물체를 더 밝게 나타내기 위해 정규화 한 상대 Depth 값을 255에서 빼는 방법을 사용했다. 사용한 식은 다음과 같다.

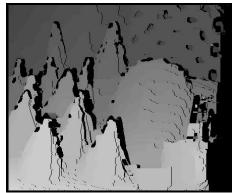
$$255 - \left(\frac{1}{x_r - x_l} * 255\right)$$



그러나 대부분의 Disparity 값이 40 - 50 사이에 분포해 있어서 위 식을 이용해 구한 밝기 값이 주로 248 - 250에서 나타났고, 육안으로 변화량을 확인하기 어려 웠다. 따라서 위 식에 상수를 곱함으로써 이미지 상에 나타나지 않는 작은 Depth 값은 버리고, 변화량을 크게 해서 육안으로 확인할 수 있게 했다.

$$255 - \left(\frac{1}{x_r - x_l} * 255 * 12\right)$$





1 / Disparity

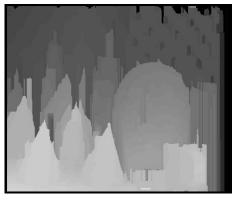
Disparity

Depth와 Disparity는 역수 관계이기 때문에, Disparity가 큰 앞 쪽 물체일수록 Depth의 변화도가 작다. 따라서 같은 Occlusion Cost가 적용된 이미지끼리 비교했을 때, Disparity 값을 출력한 이미지보다 Depth 값을 출력한 이미지에서 앞에 위치한 물체에서의 밝기 변화량의 폭이 작아진 것을 확인할 수 있다.

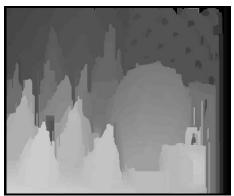
D. Hole Filling

i. 위쪽 픽셀과 동일한 값으로 Hole Filling

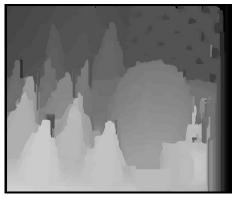
두 이미지의 시점이 좌우로만 변화했기 때문에 x축 방향으로 Occlusion이 일어 난다. 또한, 주어진 이미지에서는 렌즈에 가까운 물체일수록 이미지 상 하단에 위치하는 경향이 있다. 따라서 Occlusion이 일어난 지점의 바로 위 픽셀의 Disparity 값으로 Hole Filling을 시도했다. 그 결과는 다음과 같다.

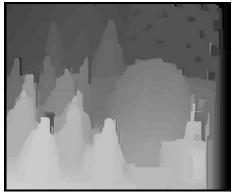


Occlusion Cost = 40



Occlusion Cost = 70



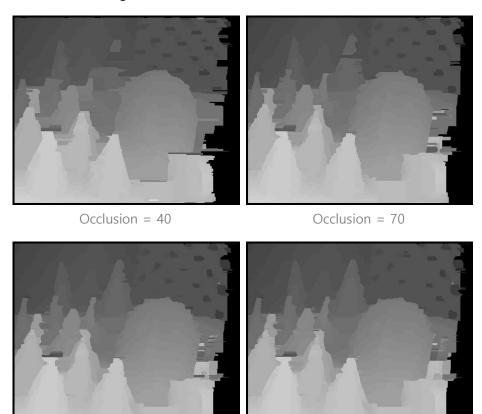


Occlusion Cost = 100

Occlusion Cost = 120

ii. 오른쪽 픽셀과 동일한 값으로 Hole Filling

앞서, 위쪽 픽셀의 Disparity 값으로 Hole Filling을 시도했지만 기대만큼 만족스러운 결과를 얻지 못했다. Right 이미지를 기준으로 했기 때문에 Occlusion이 일어나는 부분(Left 이미지 상에서 가려진 부분)은 뒤쪽에 위치한 물체의 왼쪽이다. 이 점에서 착안하여, Occlusion이 일어난 지점의 바로 오른쪽 픽셀의 Disparity 값으로 Hole Filling을 해보았다. 그 결과는 다음과 같다.

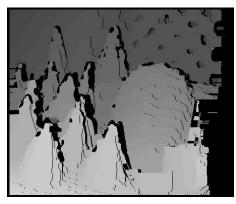


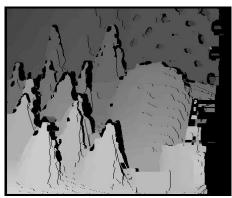
Occlusion = 100

Occlusion = 120

E. 양 끝 노드에서의 Occlusion Cost 변경

이미지의 양 끝(좌우)에서는 이미지가 잘리기 때문에 반드시 Occlusion이 일어난다. 따라서 초반과 후반 노드에서 Occlusion Cost가 작거나 거의 없다면 더욱 이상적인 Path를 찾을 수 있을지 궁금했다. 따라서 각 row의 첫번째와 마지막 픽셀에서 Occlusion Cost를 각각 1/2, 2/3으로 변경해 보았다. 그 결과는 다음과 같다.





1/2 Occlusion Cost

2/3 Occlusion Cost

처음과 마지막 픽셀에서 Occlusion Cost를 감소시켰을 때, 이미지의 양쪽 가장자리에서 Disparity 정확도가 떨어지는 것을 볼 수 있다. 양 끝 픽셀에서 공평하지 못한 계산이 이루어져 알고리즘이 적절한 방향을 선택하지 못했다. 이로 인해 Path 상에서 과도한 Occlusion이 생겼고, 실제로 Occlusion이 일어나지 않은 지점에서 Disparity를계산할 수 없었다. 따라서 코드의 Stereo Matching 성능이 오히려 감소하는 결과를얻게 되었다.

2. 결과 이미지

이미지	파일명	비고
DSI	DSI_row100.jpg	100번째 row
Optimal Path	optimalpath_row100_occlusioncost50.jpg	100번째 row
	optimal path_row 100_occlusion cost 100.jpg	
Disparity (Right Image)	occlusioncost20.jpg	
	occlusioncost30.jpg	
	occlusioncost40.jpg	
	occlusioncost50.jpg	
	occlusioncost60.jpg	
	occlusioncost70.jpg	
	occlusioncost80.jpg	
	occlusioncost90.jpg	
	occlusioncost100.jpg	
	occlusion cost 110.jpg	

	occlusioncost120.jpg	
Disparity (Left Image)	left_occlusioncost100.jpg	Occlusion Cost = 100
1 / Disparity	depth.jpg depth_mult9.jpg depth_mult12.jpg	Occlusion Cost = 100
Top Hole Filling	upper_holefilling_occlusioncost40.jpg upper_holefilling_occlusioncost70.jpg upper_holefilling_occlusioncost100.jpg upper_holefilling_occlusioncost120.jpg	
Right Hole Filling	right_holefilling_occlusioncost40.jpg right_holefilling_occlusioncost70.jpg right_holefilling_occlusioncost100.jpg right_holefilling_occlusioncost120.jpg	
양 끝 노드에서의	myown1.jpg	1/2
Occlusion Cost 변경	myown2.jpg	2/3